8T

УДК 658.012:681.32:621.38

Л.І. Тимченко, В.В. Шпакович, Н.І. Кокряцька, В.В. Мельніков, О.В. Шевченко
Державний економіко-технологічний університет транспорту, м. Київ, Україна
victorias@ukr.net

Моделювання паралельно-ієрархічної мережі на основі нормуючого рівняння

У статті розроблений програмний засіб, призначений для побудови структури нейроподібної мережі зображень. Нормуюче рівняння, на основі якого моделювали паралельно-ієрархічну мережу, дозволяє виконувати попередню процедуру класифікації образів. Зокрема, дану процедуру можна виконувати у реальному часі, аналізуючи сусідні кадри мультимедійного зображення.

Вступ

Задача навчання паралельно-ієрархічної мережі на основі нормуючого рівняння за аналогією з навчанням у RBF-мережах практично зводиться до ідеї контрольованого навчання елементів вихідного шару мережі. Використовуючи загальну ідею структурної організації штучних нейронних мереж за схемою – вхідний шар$\rightarrow$ прихований шар$\rightarrow$вихідний шар, можна синтезувати навчальну ПІ мережу, у якій як вхідний шар використовувати перший рівень мережі, як прихований шар використовувати рівні – $2 \div k$, де k – число рівнів прихованого шару, а як вихідний – традиційно застосовуваний у штучних нейронних мережах вихідний шар (рис. 1).

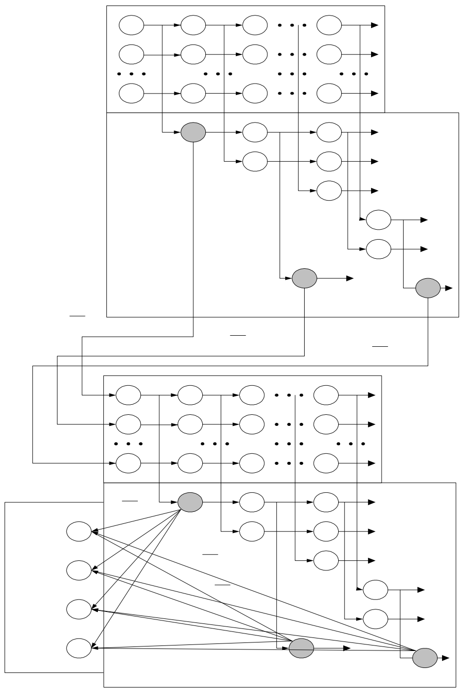


Рисунок 1 – Структура багатошарової ПІ мережі

Метою даної роботи є розробка програмного засобу для моделювання нейроподібної паралельно-ієрархічної мережі з використанням нормуючого рівняння.

Організація паралельно-ієрархічної мережі

Варіант організації багатошарової ПІ мережі приведений на рис. 1. Число елементів прихованого шару можна визначити з довжини мережного алгоритму й тим самим формалізувати процедуру обчислення числа елементів прихованого шару.

Усереднені значення вагових коефіцієнтів $\overline{w}_1 \div \overline{w}_{k-1}$ визначаються за формулою (1):

$$\overline{w}_t = \frac{\sum_{p=1}^{N} w_t^{(p)}}{N}, \quad t = \overline{1, k-1} \tag{1}$$

де N – розмірність навчальної вибірки P.

Використовуючи властивість інваріантості суми початкових елементів ($\sum_i a_i$) ПІ мережі до суми елементів ($\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t$), можна записати систему рівнянь для визначення коефіцієнтів настроювання $w_1 \div w_{k-1}$ у вигляді:

$$w_1 = \frac{\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t}{(a_{11}^2 + \sum_i a_i^2)},$$

$$w_2 = \frac{\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t}{(a_{11}^3 + \sum_i a_i^3)} - \frac{w_1 a_{11}^2}{(a_{11}^3 + \sum_i a_i^3)},$$

$$\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \tag{2}$$

$$w_{k-2} = \frac{\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t}{(a_{11}^{k-1} + \sum_i a_i^{k-1})} - \frac{w_1 a_{11}^2 + w_2 a_{11}^3 + \cdots + w_{k-3} a_{11}^{k-2}}{(a_{11}^{k-1} + \sum_i a_i^{k-1})},$$

$$w_{k-1} = \frac{\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t}{(a_{11}^k + \sum_i a_i^k)} - \frac{w_1 a_{11}^2 + w_2 a_{11}^3 + \cdots + w_{k-2} a_{11}^{k-1}}{(a_{11}^k + \sum_i a_i^k)},$$

де $\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t$ – еталонні, $\sum_i a_i^k$, $a_{11}^2 \div a_{11}^k$ – поточні складові (ознаки) розпізнаваного зображення. Знайдені значення $w_1 \div w_{k-1}$ використовуються для формування нормуючого рівняння (3):

$$d = \frac{\overline{w}_1 a_{11}^2}{\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t} + \frac{\overline{w}_2 a_{11}^3}{\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t} + \cdots + \frac{\overline{w}_{k-2} a_{11}^{k-1}}{\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t} + \frac{\overline{w}_{k-1} a_{11}^k}{\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t} = \frac{\sum_{t=2}^{k} \overline{w}_{t-1} a_{11}^t}{\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t}. \tag{3}$$

Для нормування результатів ПІ мережі з коефіцієнтами настроювання (2) використаємо основну властивість ПІ мережі – $\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t = \sum_i a_i$. Тоді права частина нормуючого рівняння (3) являє собою відношення суми добутків усереднених значень коефіцієнтів настроювання і хвостових елементів до суми хвостових елементів мережі й при правильному розпізнаванні наближається до одиниці, тобто $d \to 1$. Ступінь близькості до одиниці і є мірою подібності розпізнаваних зображень.

Використовуючи нормуюче рівняння (3), у якому $\overline{w}_1 = \overline{w}_2 = ...\overline{w}_{k-2} = \overline{w}_{k-1} = 1$, можна за прийнятим значенням d достатньо просто зробити попередню процедуру класифікації образів, а потім відповідно до системи (2) зформувати коефіцієнти налаштування $\overline{w}_1 \div$ $\div \overline{w}_{k-1}$, тим самим виконуючи процедуру визначення вагових коефіцієнтів для кожного класу.

Зокрема, якщо робити класифікацію у реальному часі й аналізувати, наприклад, сусідні кадри мультимедійного зображення, то нормуюче рівняння (3) набуває вигляду

$$d = \frac{\left(a_{11}^2\right)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t\right)^j} + \frac{\left(a_{11}^3\right)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t\right)^j} + \cdots + \frac{\left(a_{11}^{k-1}\right)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t\right)^j} + \frac{\left(a_{11}^k\right)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t\right)^j}, \tag{4}$$

де $\left(\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t\right)^j$ – сума k-1 хвостових елементів, j – номер кадру, $j = \overline{1, m-1}$, $\left(a_{11}^2\right)^{j+1} \div \left(a_{11}^k\right)^{j+1}$ – значення хвостових елементів зображень, відповідно попереднього (j-го) і наступного ($j+1$-го) кадрів.

З огляду на вищевказану властивість ПІ мережі [1] нормуюче рівняння (4) набуває вигляду

$$d = \frac{\left(a_1\right)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t\right)^j} + \frac{\left(a_2\right)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t\right)^j} + \cdots + \frac{\left(a_{N-1}\right)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t\right)^j} + \frac{\left(a_N\right)^{j+1}}{\left(\sum_{t=2}^{k} a_{11}^t\right)^j}. \tag{5}$$

Оскільки при обчисленні виразу (5) немає необхідності визначати хвостові елементи $\left(a_{11}^2\right)^{j+1} \div \left(a_{11}^k\right)^{j+1}$ при обробці $j+1$-го кадру, тоді при нормуванні результатів обробки вхідних даних ($a_1 \div a_N$) час процедури розпінавання істотно скорочується, порівняно з відомими структурами нейронних мереж, у яких для процедури розпізнавання у вихідному шарі $j+1$-го кадру неможливо використовувати вхідні дані j-го кадру.

Як критерій загальної частини при реалізації G-перетворення найбільш прийнятним є вибір з наявної числової інформації середнього значення $\overline{a}_i^t$ з округленням до найближчого цілого і наступного формування двох сполучених ПІ мереж [1] для обробки позитивних і негативних різницевих складових. У цьому випадку для кожної з даних ПІ мереж можна скласти систему рівнянь, коренями якого для всіх рівнів, крім першого, є пари коефіцієнтів настроювання вигляду (2) – ($w_1^{(\cdot)} \div w_{k-1}^{(\cdot)}$): для додатних різницевих складових – ($w_1^{(+)} \div w_{k-1}^{(+)}$), а для від'ємних різницевих складових – $w_1^{(-)} \div w_{k-1}^{(-)}$). При цьому для першого рівня ПІ мережі обчислюється тільки коефіцієнт налаштування $w_1^{(+)}$, оскільки тут є лише додатні різницеві складові. При обробці послідовності зображень (наприклад, протяжних лазерних трас) можливим є використання нормуючого рівняння для сусідніх двох зображень, у яких перше зображення приймається як еталонне. Тоді нормуюче рівняння прийме вигляд

$$d = \frac{\overline{w}_1 (a_{11}^2)^j}{\sum_{t=2}^{k} (a_{11}^t)^{j-1}} + \frac{\overline{w}_2 (a_{11}^3)^j}{\sum_{t=2}^{k} (a_{11}^t)^{j-1}} + \cdots + \frac{\overline{w}_{k-1} (a_{11}^{k-1})^j}{\sum_{t=2}^{k} (a_{11}^t)^{j-1}} + \frac{\overline{w}_k (a_{11}^k)^j}{\sum_{t=2}^{k} (a_{11}^t)^{j-1}} = \frac{\sum_{t=1}^{k} \overline{w}_t (a_{11}^t)^j}{\sum_{t=2}^{k} (a_{11}^t)^{j-1}},$$

де $\overline{w}_1 \div \overline{w}_k$ – коефіцієнти налаштування, отримані під час попередньої обробки на перших зображеннях набору, $(a_{11}^t)^j, (a_{11}^t)^{j-1}$ – хвостові елементи відповідно поточного і попередніх зображень.

Розроблений програмний засіб призначений для побудови структури нейроподібної мережі зображень.

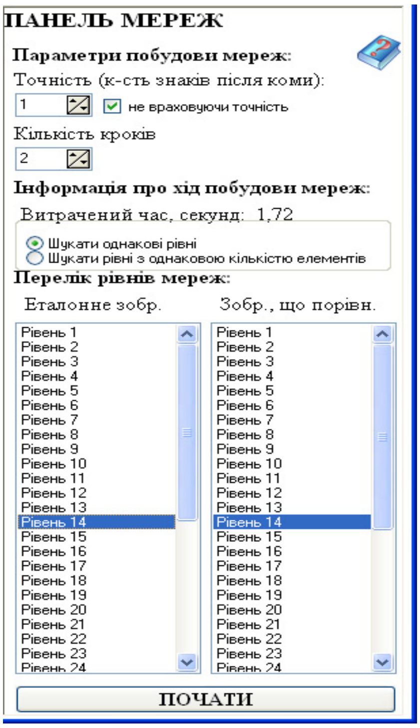


Рисунок 2 – Зовнішній вигляд програмного засобу

На панелі задаються параметри: точність, кількість кроків (від 1 до 5).

Далі йде інформація про хід побудови мереж: час, витрачений на процес побудови структури нейроподібних мереж обох зображень; список режимів: Шукати однакові рівні (автоматично обираються однойменні рівні. Якщо еквівалентних рівнів для обох мереж не існує, виводиться відповідне повідомлення) та Шукати рівні з однаковою кількістю елементів (автоматично шукаються рівні, матриці яких мають однакову розмірність. Якщо еквівалентних рівнів для обох мереж не існує, виводиться відповідне повідомлення); список ієрархічних рівнів нейроподібних мереж обох зображень.

Побудова графа мережі

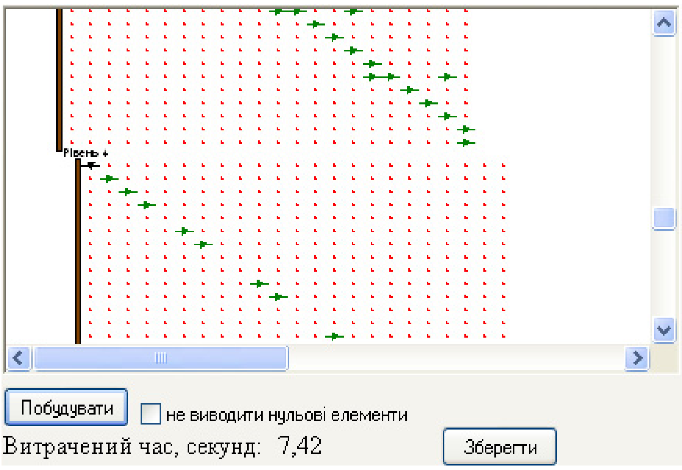


Рисунок 3 – Зовнішній вигляд вкладки «Побудова графа мережі»

По графу мережі ми можемо переміщатись за допомогою відповідних стрілок.

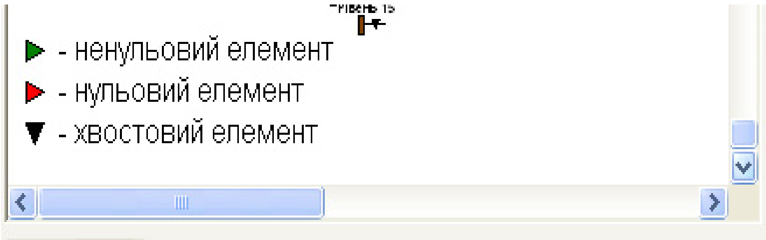


Рисунок 4 – Зовнішній вигляд нижньої частини графа мережі

Для більшої наглядності структури мережі варто відмітити прапорець «не виводити нульові елементи». Можна зберігати отриманий граф при натисканні кнопки «Зберегти». Файл, куди зберігається граф, розташовується у тій самій директорії, що й програма, та має назву NetEt.jpg або NetRec.jpg (для еталонного зображення та зображення, що з ним порівнюється відповідно). Витрачений на операцію побудови графа мережі час фіксується у секундах із точністю сотих секунди.

Висновки

Нормуюче рівняння дозволяє виконувати попередню процедуру класифікації образів. Зокрема, дану процедуру можна виконувати у реальному часі, аналізуючи сусідні кадри мультимедійного зображення. При обробці послідовності зображень (наприклад, протяжних лазерних трас) можливим є використання нормуючого рівняння для сусідніх двох зображень, у яких перше зображення приймається як еталонне.

Використовуючи нормуюче рівняння, приведене вище, розроблено програмний засіб для моделювання нейроподібної паралельно-ієрархічної мережі. Даний засіб проходить процедуру перевірки та тестування і поки що не може повністю використовуватись для класифікації та аналізу образів, але в подальшому його можна буде використати як повноцінний програмний засіб, що моделює ПІ мережу.

Література

1. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель оптико-електронних засобів штучного інтелекту : монографія / Кол. авторів під заг. ред. В.П. Кожем’яко. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. – 324 с.
2. Паралельно-ієрархічне перетворення-обробка інформації для систем реального часу : монографія / [Ковзель М.О., Тимченко Л. И., Кутаєв Ю.Ф. та ін.]. – Київ : КУЕТТ, 2006. – 492 с.
3. Паралельно-ірархічне перетворення як системна модель для розпізнавання зображень / Л.І. Тимченко, В.В. Мельніков, Н.І. Кокряцька [та ін.] // Искусственный интеллект. – 2008. – № 3. – С. 353-363.

L.I. Tymchenko, V.V. Shpakovich, N.I. Kokryatskaya, V.V. Melnikov, O.V. Shevchenko
Modeling of Parallel-hierarchical Network Based on the Normalizing Equation
The paper developed a software tool designed to build the structure of neural network image. Normalizing the equation by which the simulated parallel-hierarchical network allows you to perform a preliminary procedure of classification of images. In particular, this procedure can be performed in real time, analyzing the neighboring frames of multimedia images.

Стаття надійшла до редакції 01.07.2010.